

## PARAMETARSKI PRISTUP U KLASIFIKACIJI RADARSKIH CILJEVA

Milenko Andrić, Bojan Zrnić, Vojna Akademija, Beograd

**Sadržaj** – U ovom radu je opisan parametarski pristup automatskoj klasifikaciji radarskih ciljeva. Signali koji potiču od pokretnih ciljeva su analizirani u frekvencijskom domenu. Kao rešenje za klasifikovanje osnovnih klasa ciljeva pešak i motorno vozilo točkaš, projektovan je linearni klasifikator. Pošto je projektovanje linearnog klasifikatora složen problem za vektore velikih dimenzija, prethodno je vršena redukcija dimenzija oblika koji predstavljaju spektralne gustine snage signala osnovnih klasa.

### 1. UVOD

Radari za izviđanje ciljeva na zemlji na svom izlazu generišu audio signal koji nosi informaciju o Doplerovom pomaku eho signala od pokretnog cilja. U većini takvih sistema, operateru je poverena uloga klasifikatora pojedinih ciljeva. On pomoću slušalica sluša audio signal koji nosi informaciju o Doplerovom pomaku signala nosioca koji predstavlja radarsku signaturu cilja i na bazi iskustva donosi odluku o kojoj klasi je reč. Namena automatskog klasifikatora za rad u realnom vremenu jeste da oslobodi operatera te dužnosti i da prikaže rezultat brže i pouzdanije.

Pokretni ciljevi koji su predmet osmatranja izviđačkog radara mogu se razvrstati u klase i to su: pešak, motorno vozilo točkaš, motorno vozilo guseničar i niskoleteci objekti kao što su helikopteri i bespilotne letelice [1].

Postavljeni cilj automatske klasifikacije pokretnih ciljeva u ovom radu je pouzdano klasifikovanje osnovnih klasa: pešak i motorno vozilo točkaš. Pod osnovnom klasom pešak podrazumeva se pešak koji hoda ili trči, dok su podklase unutar ove klase: pešak koji puži i grupa pešaka koja se kreće u koloni ili frontalno u odnosu na pravac radarskog osmatranja. Pod osnovnom klasom motorno vozilo točkaš podrazumeva se putnički automobil, dok su potklase unutar ove klase lako terensko vozilo (džip) i teško terensko vozilo (kamion).

Da bi se uočile karakteristike osnovnih klasa, izvršena je analiza signala izviđačkog radara. Kao rezultat analize nameće se zaključak da je širina spektra oko maksimalne Doplerove frekvencije znatno manja kod putničkog vozila u odnosu na pešaka koji hoda ili trči. Širina spektra kao frekvencijsko obeležje osnovnih klasa je omogućilo da se spektar svakog signala predstavi kao višedimenzioni vektor čije su koordinate vrednosti spektralne gustine snage na unapred izabranim učestanostima levo i desno od maksimalne Doplerove frekvencije.

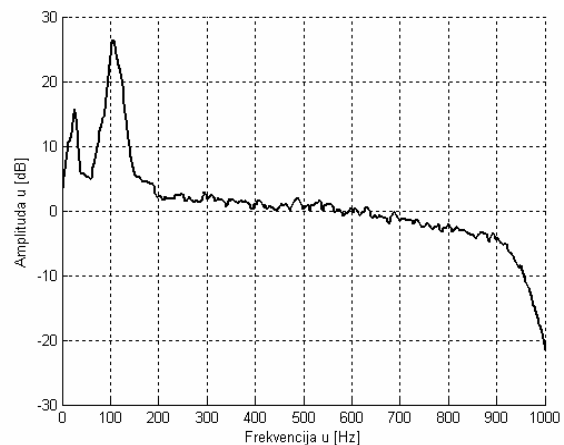
Projektovan je linearni klasifikator pomoću koga se rešava problem razdvajanja osnovnih klasa. Pošto je projektovanje linearnog klasifikatora složen problem za vektore velikih dimenzija, prethodno je vršena redukcija dimenzija oblika koji predstavljaju spektralne gustine snage signala osnovnih klasa.

### 2. ANALIZA SIGNALA IZVIĐAČKOG RADARA

Prvi korak u analizi signala izviđačkog radara je prikupljanje realnih podataka za analizu. Audio Doplerov signal sa priključka za slušalice na radaru spojen je na mikrofonski ulaz zvučne kartice računara. Frekvencija odabiranja primljenog audio signala je 4KHz. Eksperimentalni podaci su smešteni u odgovarajuće fajlove i formirana je baza podataka za dalju analizu (sirovi podaci) [2]. Svi eksperimenti su obavljani u istom ambijentu u smislu prirodnih i veštačkih objekata koji su se nalazili u zahvatu snopa radarskog zračenja. Dinamika amplitude sirovih podataka se menja u intervalu od -1V do 1V.

Ulazni audio Doplerov signal je podeljen na blokove od po 256 odbiraka. Svaki blok je pomnožen sa odbircima Kajzerove prozorske funkcije sa parametrom  $\beta=5$ . Između susednih prozora nema međusobnog preklapanja. Nad tako modifikovanim blokovima ulaznog signala izvršena je Furijerova transformacija. Na kraju je izvršeno usrednjavanje spektra ulaznog audio Doplerovog signala.

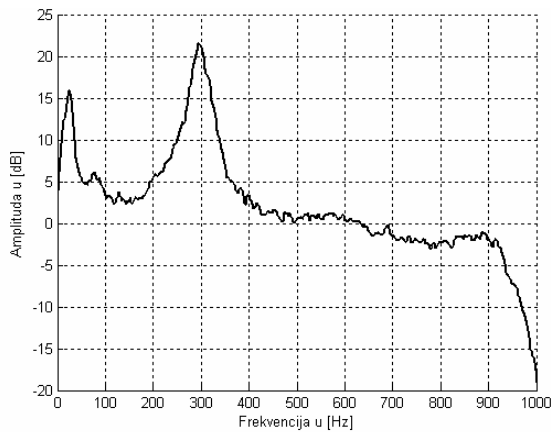
Spektar signala koji predstavlja audio zapis pešaka koji hoda po ravnom terenu prikazan je na slici 1.



Sl.1. Spektar od pešaka koji hoda

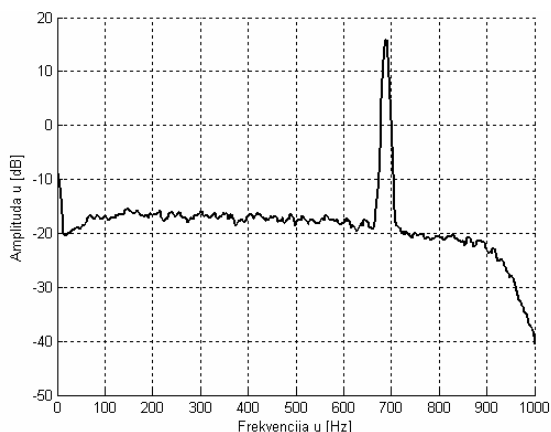
Slika 2 prikazuje spektar signala koji predstavlja audio zapis pešaka koji trči.

Uporedna analiza spektralnih karakteristika ova dva tipa ciljeva ukazuje da postoji razlika u njihovim maksimalnim Doplerovim frekvencijama. Pešak pokretanjem ruku i nogu uzrokuje u spektru frekvencijske komponente koje se grupišu oko maksimalne Doplerove frekvencije, a to za posledicu ima širenje spektra. Kako se dinamika kretanja pešaka povećava to se povećava u spektru primljenog audio signala maksimalna Doplerova frekvencija i širina spektra oko nje.



Sl.2. Spektar od pešaka koji trči

Sadržaj spektra audio signala koji potiče od putničkog automobila u pokretu, prikazan je na slici 3. Opseg frekvencija oko maksimalne Doplerove frekvencije putničkog automobila koji se kreće je uzan, a to se objašnjava time da je automobil kao cilj kompaktna celina i ne sadrži komponente koje se dodatno pokreću. Prema tome, širina spektra oko maksimalne Doplerove frekvencije je najmanja kod putničkog vozila u odnosu na predhodna dva tipa ciljeva.



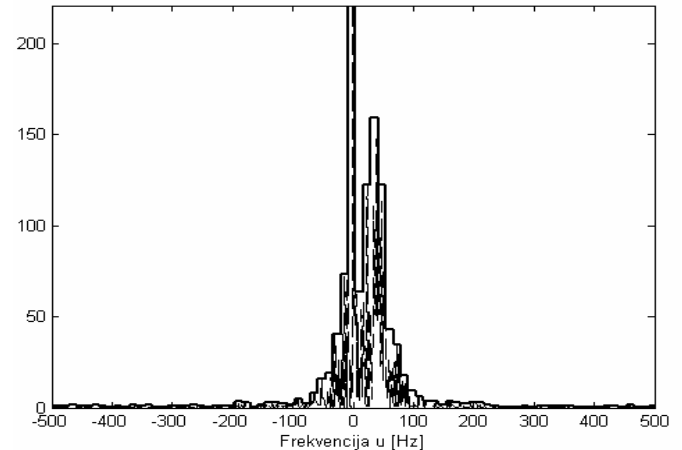
Sl.3. Spektar od putničkog automobila

Na osnovu spektralne analize uočeno je da u slučaju kada su maksimalne Doplerove frekvencije od putničkog vozila koje se kreće i pešaka koji trči približno iste moguće je izvršiti njihovo razdvajanje na osnovu širine spektra oko maksimalne Doplerove frekvencije koji je znatno veći kod pešaka koji trči. Zbog toga je širina spektra uzeta kao najvažnija karakteristika osnovnih klasa koja će biti korišćena u parametarskom pristupu klasifikacije ovih klasa.

### 3. REDUKCIJA DIMENZIJA OBLIKA FREKVENCIJSKOG OBELEŽJA KLASA CILJEVA

Za klasifikovanje osnovnih klasa (pešak i motorno vozilo) uzeto je po pet oblika. Na taj način je dobijeno deset signala. Furijerova transformacija je za sve signale određena u velikom i jednakom broju tačaka (32000) a spektri svih signala su normalizovani tako da su im maksimumi na istom nivou. Izdvojena je maksimalna Doplerova frekvencija i za tu vrednost izvršeno je pomeranje spektra svakog signala tako da se njihovi maksimumi nalaze u nuli.

Zatim je izvršeno filtriranje, odnosno “peglanje” spektra. Rezolucija po frekvencijskoj osi je bila 0.125 Hz. Spektar se transformiše na taj način što svakih stotinu uzastopnih odbiraka spektra (opseg od 12.5 Hz), uzima vrednost maksimuma te iste grupe odbiraka. Ovaj postupak je prikazan na slici 4, gde je isprekidanom linijom dat originalni spektar, a punom “ispeglani” spektar.



Sl.4. Originalni i ispeglani spektar od pešaka koji trči

Od ovako “ispeglanog” spektra potrebno je napraviti vektore spektralne gustine snage relativno malih dimenzija. U tu svrhu su uzeti odbirci “ispeglanog” spektra na učestanostima do 125 Hz levo i desno od nultog položaja u kome se nalazi maksimum sa korakom 12.5 Hz. Na taj način spektar svakog signala je postao jedan dvadesetodimenzioni vektor  $X = [x_1 x_2 \dots x_{20}]$ , čije su koordinate vrednosti spektralne gustine snage na prethodno izabranim učestanostima.

Pošto se radi o višedimenzionim oblicima bilo je potrebno izvršiti redukciju dimenzije oblika [3,4]. Redukcija dimenzije oblika je izvršena po kriterijumu na bazi mere rasipanja koji vodi računa da se redukcija dimenzije mora izvršiti u skladu sa prethodno postavljenim zadatkom, a to je klasifikacija.

Podimo od pretpostavke da klasifikaciju treba izvršiti u okviru  $L$  različitih klasa  $\omega_i$  ( $i=1, \dots, L$ ), pri čemu je svakoj od klasa pridružen vektor matematičkog očekivanja  $M_i$  i kovarijaciona matrica  $\Sigma_i$  za  $i=1, \dots, L$ . Matematičko očekivanje i kovarijacione matrice za pojedine klase se izračunavaju na sledeći način

$$M_i = E\{X/\omega_i\} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (X_j/\omega_i) \quad (1)$$

$$\Sigma_i = E\{((X/\omega_i) - M_i)((X/\omega_i) - M_i)^T\} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N ((X_j/\omega_i) - M_i)((X_j/\omega_i) - M_i)^T \quad (2)$$

pri čemu je  $N$  broj oblika koji pripada jednoj klasi. Matrica unutarklasnog rasejanja (*within class scatter matrix*) definisana je na sledeći način:

$$S_w = \sum_{i=1}^L P_i E\{(X - M_i)(X - M_i)^T / \omega_i\} = \sum_{i=1}^L P_i \Sigma_i, \quad (3)$$

a matrica međuklasnog rasejanja (*between class scatter matrix*):

$$S_B = \sum_{i=1}^L P_i (M_i - M_0)(M_i - M_0)^T \quad (4)$$

gde je  $M_0$  združeni vektor matematičkog očekivanja za sve klase zajedno:

$$M_0 = E\{X\} = \sum_{i=1}^L P_i M_i \quad (5)$$

U gornjim jednačinama sa  $P_i$  je označena apriorna verovatnoća pojave klase  $\omega_i$  ( $i=1, \dots, L$ ). Još se uvodi i miksovana matrica rasejanja:

$$S_M = E\{(X - M_0)(X - M_0)^T\} = S_w + S_b \quad (6)$$

Tada se postavlja sledeći problem: kako odabrati transformacionu matricu  $A$  koja će da redukuje dimenziju oblika, tako da slučajni vektor  $Y = A^T X$  minimizira kriterijum  $J = tr(B)$ , gde je  $B = (S_2^{-1} S_1)$ . Matrice  $S_1$  i  $S_2$  mogu biti bilo koje dve matrice među matricama  $S_b, S_w$  i  $S_M$ , a sa  $tr$  je obeležen trag matrice. U ovom radu je za matricu  $S_1$  uzeta matrica  $S_b$ , a za matricu  $S_2$  je uzeta matrica  $S_w$ . U tom slučaju se dobija da se transformaciona matrica  $A$ , koja je dimenzije,  $n \times m$  gde je  $n$  dimenzija vektora  $X$ , a  $m$  dimenzija vektora  $Y$ , može napisati u sledećem obliku

$$A = [\Psi_1 \ \Psi_2 \ \dots \ \Psi_m] \quad (7)$$

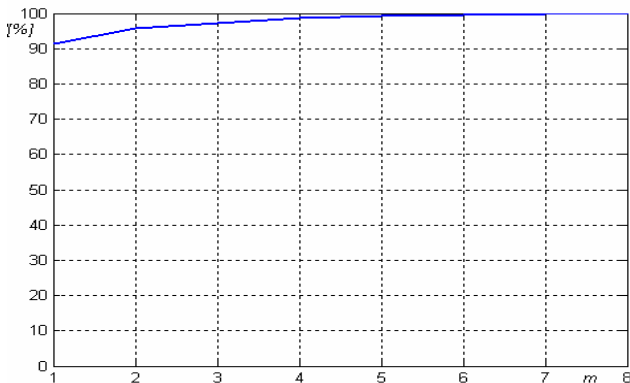
gde su  $\Psi_i$  ( $i=1, \dots, m$ ) sopstveni vektori matrice  $B$  kojima odgovaraju najveće sopstvene vrednosti. Drugim rečima, važi da je

$$\begin{aligned} (S_2^{-1} S_1) \Psi_i &= \lambda_i \Psi_i; i = 1, 2, \dots, n \\ \lambda_1 &\geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \end{aligned} \quad (8)$$

Za ilustraciju koliki se deo informacije čuva ukoliko se od originalnog  $n$  dimenzionalnog slučajnog vektora zadrži prvih  $m$  (najrasutijih) koordinata formiran je indeks informativnosti koji se računa na sledeći način:

$$I(m) = \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad (9)$$

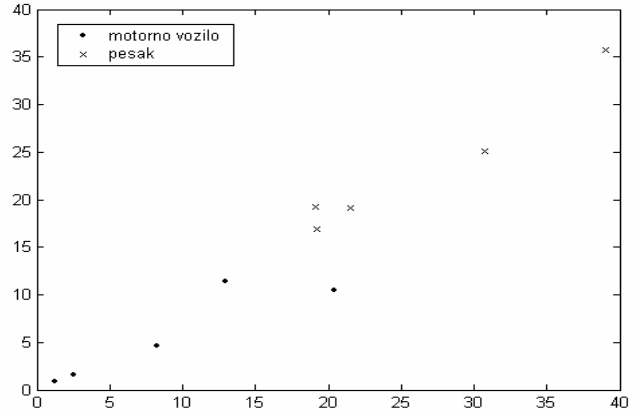
gde se podrazumeva nerastući niz sopstvenih vrednosti  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ . U našem slučaju dimenzija slučajnih vektora  $X$  je 20, a indeks informativnosti u slučaju redukcije dimenzija oblika za različito  $m$  (dimenzija vektora  $Y$ ) je prikazan u procentima na slici 5.



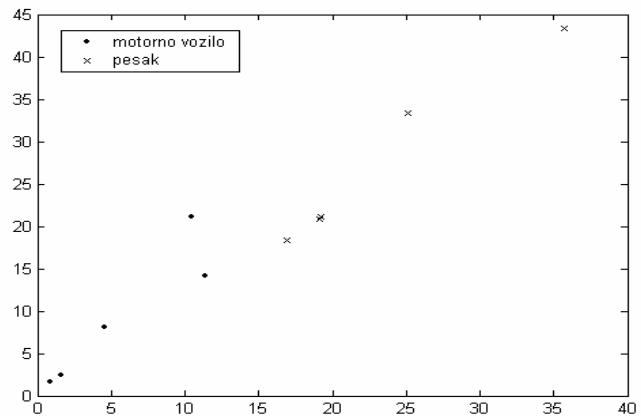
Slika 5. Indeks informativnosti za redukciju dimenzija oblika

U ovom radu je primenjena redukcija dimenzije koja daje trodimenzione vektore ( $m=3$ ), a sa slike 5 se vidi da su tada sačuvane gotovo sve informacije (97,2 %). U tom slučaju transformaciona matrica  $A$  je dimenzije  $20 \times 3$ .

Procedurom redukcije dimenzija oblika smo dobili da su svi oblici predstavljeni trodimenzionim vektorima. Na slikama 6 i 7 su prikazani oblici osnovnih klasa kao zavisnost 2. od 1. i 3. od 2. koordinate, redom.



Slika 6. Prikaz klasa ciljeva u ravni 1. i 2. koordinate



Slika 7. Prikaz klasa ciljeva u ravni 2. i 3. koordinate

Na osnovu slika 6 i 7 se može zaključiti da trodimenzioni vektori oblika zaista nose dovoljno informacija o klasama. Potrebno je sada isprojektovati linearni klasifikator koji će razdvojiti te dve osnovne klase ciljeva.

#### 4. PROJEKTOVANJE LINEARNOG KLASIFIKATORA

Izbor linearnog klasifikatora je opravdan zbog robusnosti koja se ogleda u njegovoj neosetljivosti na promene u statističkim karakteristikama oblika koji se klasifikuju. Imajući u vidu da linearni klasifikator ne zahteva poznavanje uslovnih funkcija gustine verovatnoće, treba ga isprojektovati u sledećem obliku:

$$\begin{aligned} h(Y) = V^T Y + v_0 < 0 &\Rightarrow Y \in \omega_1, \\ h(Y) = V^T Y + v_0 > 0 &\Rightarrow Y \in \omega_2, \end{aligned} \quad (10)$$

gde se  $h(Y)$  naziva linearnom diskriminacionom funkcijom. Isprojektovati linearni klasifikator znači odrediti vektor  $V$  i skalar  $v_0$  tako da se optimizira neki pogodan kriterijum. U

ovom radu je izabran kriterijum kojim se maksimizira međuklasno rasipanje, a minimizira unutarklasno rasipanje [4].

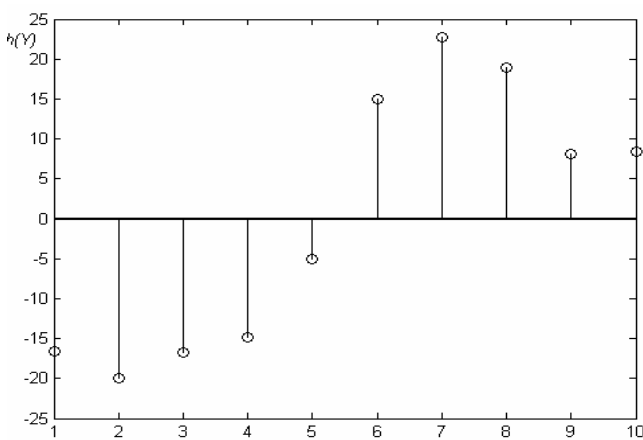
Odgovarajućom procedurom dobija se optimalan izbor vektora  $V$ ,

$$V = [P_1 \Sigma_1 + P_2 \Sigma_2]^{-1} (M_2 - M_1). \quad (11)$$

Sa druge strane dobija se da je

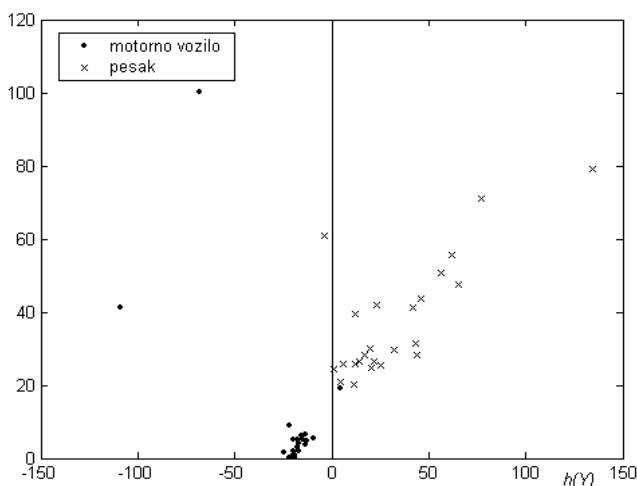
$$\begin{aligned} v_0 &= -V^T (P_1 M_1 + P_2 M_2) \\ &= -(M_2^T - M_1^T) [P_1 \Sigma_1 + P_2 \Sigma_2]^{-1} (P_1 M_1 + P_2 M_2). \end{aligned} \quad (12)$$

U navedenoj proceduri je  $P_1 = P_2 = 0.5$ . Postupak prepoznavanja klasa se sastoji u detektovanju znaka linearne diskriminacione funkcije. Ako je  $h(Y) > 0$  onda je reč o klasi pešak, a u suprotnom je klasifikovano motorno vozilo. Na slici 8 je dat prikaz diskriminacione funkcije.



Sl.8. Prikaz diskriminacione funkcije  $h(Y)$

Ispitivanje kvaliteta linearnog klasifikatora je vršeno pomoću 50 oblika gde je polovina pripadala klasi pešak, a druga polovina klasi motorno vozilo. Na slici 9 je prikazana projekcija klasa u prostoru diskriminacione funkcije linearnog klasifikatora.



Sl.9. Projekcija klasa u prostoru diskriminacione funkcije linearnog klasifikatora

Sa slike 9 se vidi da je tačnost isprojektovanog linearnog klasifikatora sasvim zadovoljavajuća, jer je pogrešio u 2 oblika što iznosi 4 % od ukupnog broja testirajućih oblika.

#### 4. ZAKLJUČAK

U ovom radu je opisan parametarski pristup automatskoj klasifikaciji radarskih ciljeva. Na osnovu spektralne analize je izveden zaključak da je širina spektra oko maksimalne Doplerove frekvencije znatno manja kod motornog vozila nego kod klase pešak. Promena širine spektra signala u skladu sa pripadajućom klasom je iskorišćena u parametarskom pristupu klasifikacije ovih klasa. Izvršeno je pomeranje spektra svakog signala za vrednost maksimalne Doplerove frekvencije tako da se njihovi maksimumi nalaze u nuli. Obavljen je postupak "peglanja" spektra i uzimane su vrednosti spektralne gustine snage na određenom opsegu učestanosti levo i desno od nultog položaja u kome se nalazi maksimum sa odgovarajućim korakom. Zatim je izvršena redukcija dimenzija oblika da bi linearni klasifikator koji je u radu projektovan bio što jednostavniji. Parametarski pristup je dao dobre rezultate u automatskoj klasifikaciji dve osnovne klase radarskih ciljeva.

Dalja istraživanja će biti usmerena na projektovanje klasifikatora koji će obuhvatiti i preostale klase ciljeva kao i podklase unutar osnovnih klasa. Vektor obeležja klasa će biti formiran na osnovu analize spektrograma odgovarajućih signala.

#### LITERATURA

- [1] M. Andrić, B. Zrnić, A. Zejak, "Jedan pristup automatskoj klasifikaciji radarskih ciljeva", *Zbornik radova XII TELFOR-a*, Beograd, Srbija i Crna Gora, 2004.
- [2] V. Jončić, N. Lekić, M. Andrić, "Analiza signala izviđačkih radara", *Zbornik radova XI TELFOR-a*, Beograd, Srbija i Crna Gora, 2003.
- [3] V. Papić, Ž. Đurović, B. Kovačević, "Jedan pristup prepoznavanju vokala", *Zbornik radova XLVII Konferencije ETRAN-a*, Igalo, Srbija i Crna Gora, 2003.
- [4] K. Fukunaga, "Introduction to Statistical Pattern Recognition", *Academic Press*, 1990.

**Abstract:** In this paper the parametric approach to the automatic classification of moving target in the ground surveillance radar is presented. The classifier based on the spectral properties of audio Doppler signal is designed. In order to build simple linear classifier, the reduction of dimension is performed. The two target classes (pedestrian and wheeled vehicle) are successfully classified.

#### PARAMETRIC APPROACH TO RADAR TARGET CLASSIFICATION

Milenko Andrić, Bojan Zrnić